

بررسی توانایی تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک طیفی بالا، لیدار و تمام پلاریزه راداری به منظور شناسایی عوارض خاص شهری

مهدی حسنلو*^۱، پرهام پهلوانی^۱، حامد امینی^۲، سیامک طالبی نهر^۲

^۱استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
{hasanlou, pahlavani}@ut.ac.ir

^۲دانشجوی دکتری فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
{hamed.amini, talebi}@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت آذر ۱۳۹۳، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۴)

چکیده

امروزه تلفیق داده‌ها و تصاویری که از منابع مختلف سنجش‌ازدوری به دست آمده‌اند، به عنوان راه حلی بهینه به منظور استخراج اطلاعات بیشتر مطرح است. در این راستا، سنجنده‌های غیرفعال نوری به صورت گسترده در نگاشت ساختارهای افقی مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های راداری نیز با توجه به این که غالباً مستقل از شرایط جوی و به صورت شبانه روزی امکان جمع‌آوری دارند و نیز برخی ساختارهای زمینی و اهداف مصنوعی پاسخ ویژه‌ای در فرکانس راداری دارند، توانایی‌های تصاویر نوری را تکمیل می‌کنند. همچنین داده‌های هواپرد لیدار نیز می‌توانند اندازه‌گیری‌های نمونه‌ای با دقت بسیار بالا از ساختارهای قائم در اختیار قرار دهند. در نتیجه، تلفیق داده‌های نوری، راداری و لیدار می‌تواند اطلاعات بیشتری در کاربردهای متنوع فراهم نماید. لذا در این تحقیق، با تلفیق این سه دسته داده سعی بر شناسایی عوارض خاص شهری به شکل بهینه نمودیم. در این راستا، با بکارگیری و تولید توصیف‌گرهای مختلف (۱۴۱ توصیف‌گر) و با استفاده از روش استخراج ویژگی (روش PCA) و تخمین ابعاد ذاتی داده‌ها (شامل SML و NWHFC)، فضای بهینه‌ای برای طبقه‌بندی نظارت شده ایجاد شد. پس از انجام طبقه‌بندی (روش K-NN) با استفاده از نتایج بدست آمده، توصیف‌گرهای (لایه‌های اطلاعاتی) تولید شده برای شناسایی عوارض خاص شهری شامل ساختمان‌ها، راه‌ها و پوشش گیاهی بر اساس دقت کلاسه‌بندی بدست آمده، گروه‌بندی شدند. نتایج عددی بدست آمده حاکی از کارایی بالای رویه تلفیقی با بکارگیری روش NWHFC و با دقت کلی بالای ۹۰٪ برای داده‌های مختلف بکارگرفته شده است.

واژگان کلیدی: طبقه‌بندی تصویر، تصاویر ماهواره‌ای، رادار، لیدار، راه، ساختمان، پوشش گیاهی

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

شناسایی و طبقه‌بندی عوارض موجود و تخمین مقادیر این عوارض برای کشورها از اهمیت خاصی برخوردار است [۱]. به عنوان مثال با شناسایی درختان و پوشش گیاهی یک منطقه و تخمین حجم این پوشش‌ها در فواصل زمانی متوالی می‌توان به پیش‌بینی امکان وقوع سیل پرداخت [۲]. از طرفی چنانچه بتوان با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای مقادیر و حجم یک محصول خاص را در کل کشور بدست آورد، می‌توان با دید بهتری نسبت به آینده نسبت به برنامه‌ریزی برای مصرف، فروش و یا حتی صادرات آن محصول اقدام نمود. شناسایی و استخراج راه‌ها در مواقع بروز حوادث طبیعی مانند سیل و زلزله نیز از مسائل مهم مطرح در مدیریت حادثه می‌باشد. شناسایی ساختمان‌ها نیز در مناطق شهری می‌تواند در بحث‌های کنترل رشد شهری، تهیه نقشه‌های مختلف و همچنین نیل به سمت سرعت بخشیدن در جهت رسیدن به اهداف سند چشم‌انداز ۱۴۰۴ حائز اهمیت فراوانی باشد [۳]. امروزه تلفیق داده‌ها و تصاویری که از منابع مختلف سنجش‌ازدوری به دست آمده‌اند به عنوان راه حلی بهینه برای استخراج اطلاعات بیشتر مطرح است. سنجنده‌های غیرفعال نوری به صورت گسترده در نگاشت ساختارهای افقی مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های راداری با توجه به این که غالباً مستقل از شرایط جوی و به صورت شبانه روزی امکان جمع‌آوری دارند و نیز برخی ساختارهای زمینی و اهداف مصنوعی پاسخ ویژه‌ای در فرکانس راداری دارند، توانایی‌های تصاویر نوری را تکمیل می‌کنند. داده‌های هوابرد لیدار نیز می‌توانند اندازه‌گیری‌های نمونه‌ای با دقت بسیار بالا از ساختارهای قائم در اختیار قرار دهد. در این تحقیق، تلفیق داده‌های نوری، راداری و لیدار جهت شناسایی عوارض خاص شهری مد نظر قرار گرفته است به گونه‌ای که در پایان، توصیف‌گرهای (لایه‌های اطلاعاتی) تولید شده از هر یک از سنجنده‌ها برای شناسایی انواع عوارض زمینی شامل راه‌ها، ساختمان‌ها و پوشش گیاهی بر اساس دقت مورد نظر گروه‌بندی شود. به معنای دیگر، بررسی و تولید روش‌های مختلف تولید توصیف‌گرهای مناسب برای استخراج عوارض بدنه اصلی این تحقیق می‌باشد. برای این منظور با بکارگیری و تولید انواع توصیف‌گرها که بر روی هریک از این سه دسته داده بصورت جداگانه اعمال می‌شود، فضای

ورودی به منظور طبقه‌بندی ایجاد گشت. سپس با بکارگیری روش‌های مختلف تخمین بعد ذاتی و نیز روش استخراج ویژگی، بهترین این ویژگی‌ها و توصیف‌گرها انتخاب شد تا فضای ورودی طبقه‌بندی‌کننده در بهینه‌ترین حالت ممکن باشد. در نهایت، با بکارگیری طبقه‌بندی‌کننده بانظارت به جداسازی و استخراج عوارض خاص شامل ساختمان، راه و گیاهان پرداخته شد.

در ادامه این تحقیق، در بخش ۲، برخی از مهمترین روش‌ها و الگوریتم‌های ارائه شده جهت شناسایی عوارض خاص شهری از داده‌های فتوگرامتری و سنجش از دور مرور شده است. روش پیشنهادی در بخش ۳ مطرح شده است. بخش ۴ به پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج پرداخته است. در نهایت، نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی در بخش ۵ بیان شده است.

۲- مروری بر تحقیقات

برخی محققین به شناسایی ساختمان‌ها با استفاده از تصاویر هوایی پرداخته‌اند. به طوریکه [۱] جهت استخراج ساختمان‌ها از تصاویر هوایی ابتدا یک تعداد نقطه شروع جهت گسترش ناحیه به طور منظم در تصویر انتخاب نمود، سپس از توصیف‌گرهای بر پایه خصوصیات هندسی نظیر محیط، مساحت، میزان زبری، فشردگی و زاویه و توصیف‌گرهای بر پایه خصوصیات تصویری نظیر فرکانس و میانگین چرنگی^۱ و همچنین توصیف‌گرهای بر پایه خصوصیات ساختاری نظیر سایه و مقادیر پیکسل‌های همسایه در راستای اعمال شرایط گسترش ناحیه استفاده نمود. در نهایت نیز پس از اعمال فیلترهای گشایش^۲ و بستن^۳ مورفولوژی جهت پس‌پردازش، نتیجه نهایی شناسایی ساختمان‌ها حاصل شد. این روند دارای مشکلات بسیار اساسی در شناسایی ساختمان‌ها دارای سقف قرمز رنگ می‌باشد. [۴] یک روش مساحت مبنا برای شناسایی ساختمان‌ها از تصاویر هوایی پیشنهاد داد که از فیلترهای مورفولوژی استفاده نمود. در این روش ابتدا یک تصویر باینری با استفاده از کلاسه‌بندی هیستوگرام تصویر درجه خاکستری ایجاد شد. سپس کلاسه‌های ایجاد شده با هم ترکیب شده و به تصویر باینری اضافه گشتند. در نهایت، فیلتر گشایش مورفولوژی و بازسازی ژئودزیک برای

^۱ Average skewness

^۲ Dilation

^۳ Closing

طبقه‌بندی عوارض و تشخیص کاربری زمین از مهمترین کاربردهای لیدار می‌باشد. مدل رقومی سطحی^۲، عوارض طبیعی و مصنوعی زمین را نیز شامل می‌شود و در واقع این عامل، جداکننده DTM و DSM از یکدیگر می‌باشد [۸]. ایجاد DTM سبب می‌گردد که امکان تولید nDSM به عنوان یکی از مهمترین توصیف‌گرها به وجود آید. nDSM حاوی اطلاعات از عوارض غیرزمینی می‌باشد و استخراج این پارامتر می‌تواند اولین گام در شناسایی و کلاسه‌بندی عوارض باشد. [۱۰] یک روش بر اساس فیلترهای مورفولوژی برای استخراج DTM از DSM ارائه نمود. برای جداسازی ساختمان‌ها و درختان از دو توصیف‌گر واریانس بردار نرمال وارد بر سطح و لبه‌ها استفاده شد. [۹] یک روش برای شناسایی ساختمان‌ها ارائه نمود که برای شناسایی ساختمان‌ها از تصویر لاپلاسی و تصویر کلاسه‌بندی شده بیشترین همسایگی استفاده نمود. در [۱۱] با استفاده از سه باند شامل تصویر نرمال‌شده بازگشت اول، تصویر نرمال‌شده بازگشت آخر و شاخص گیاهی که از تفاضل بازگشت آخر و بازگشت اول بدست آمد، استفاده شد. از شاخص گیاهی ذکر شده برای برطرف کردن گیاهان از داده‌های لیدار استفاده شد. [۱۲] برای قسمت‌بندی داده‌های لیدار از چندین مقدار آستانه استفاده نمود. به این صورت که آستانه‌گذاری از مقدار یک شروع شده و تا بیشترین مقدار ارتفاع داده‌های ارتفاع‌سنجی ادامه می‌یافت. با هر آستانه‌گذاری یک تصویر باینری ایجاد گردید که از دو پارامتر مساحت و موقعیت برای ارزیابی و تعیین ماهیت عارضه استفاده شد. اگر مرکز یا مساحت مناطق ایجاد شده با آستانه‌گذاری، دارای کمترین تغییر مکان در مرکز ثقل و یا مساحت باشند، عارضه به عنوان ساختمان انتخاب می‌گشت. [۱۳] ابتدا nDSM منطقه را بر اساس روش ارائه شده در [۱۴] استخراج نمود و مناطقی که دارای ارتفاع بیش از ۳/۵ متر بودند را به عنوان یک کلاس اولیه از ساختمان‌ها در نظر گرفت. سپس از توصیف‌گرهای نقطه‌ای ارائه شده توسط [۱۵] جهت تفکیک درختان از ساختمان‌ها بهره برد. در نهایت، روش به کار رفته در تفکیک درختانی که در فاصله کمی از ساختمان‌ها قرار دارند، عملکرد مناسبی نداشت. [۱۶] یک روش منطقی فازی برای کلاسه‌بندی داده‌های لیدار به ساختمان‌ها، گیاهان و زمین استفاده کرد. در ابتدا از روشی به نام "convex-concave

شناسایی ساختمان‌ها اعمال گشتند. فرض اساسی روش ذکر شده این است که ساختمان‌ها دارای اشکالی مربع و مستطیل شکل می‌باشند. به همین علت از پنجره‌های جستجو با شکل مربع و مستطیل برای جستجوی تصویر استفاده شد. همچنین مایل بودن ساختمان‌ها در تصویر نیز در نظر گرفته نشد به همین دلیل این روش، عملکرد مناسبی در مقابل ساختمان‌های دارای اشکال غیر مربعی و مستطیلی و ساختمان‌هایی که نسبت به ابعاد تصویر مایل می‌باشند، نداشت. [۵] یک روش مساحت و ویژگی مینا را پیشنهاد نمود که با استفاده از ویژگی‌های ثابت رنگی [۶] و اطلاعات سایه، ساختمان‌ها را از تصاویر هوایی شناسایی نمود. سایه‌ها با استفاده از آستانه‌گذاری روی تصویر ویژگی ثابت رنگ آبی استخراج شده و ساختمان‌های دارای سقف قرمز با آستانه‌گذاری روی تصویر ویژگی ثابت رنگ قرمز شناسایی گشتند. ایشان جهت روشنایی را با محاسبه متوسط جهت سقف‌های دارای رنگ قرمز و مرکز سایه‌های همسایه بدست آوردند. سپس با جستجوی مناطق سایه‌دار در خلاف جهت زاویه روشنایی، دیگر ساختمان‌های دارای سقف غیر قرمز در منطقه شناسایی گشتند. سپس عملگر لبه Canny روی تصویر اعمال گردید و مناطق کاندید با کمینه‌سازی تابع انرژی گسترش یافتند. در این روش فرض شده است که سقف ساختمان‌ها به صورت یک قسمتی بوده و این عامل سبب گشت که صفحات مجاور صفحه مورد بررسی در روند گسترش ناحیه شرکت نکنند. روشی که [۷] پیشنهاد نمود دارای سه مرحله بود. ابتدا یک پروفیل متغیر مورفولوژی با ترکیب گشایش و بستن ژئودزیک مورفولوژی و تغییر ابعاد المان ساختار به تصویر اعمال گشت. سپس چندین توصیف‌گر با استفاده از پروفیل متغیر مورفولوژی ایجاد گشته و در نهایت از شبکه عصبی برای کلاسه‌بندی نظارت شده توصیف‌گرها استفاده شد.

لیدار از جمله تکنولوژی‌های نسبتاً جدید برای جمع‌آوری اطلاعات از سطح زمین می‌باشد که با ارسال و دریافت پالس‌های لیزر، به ابر نقطه‌ای با مختصات سه بعدی از محدوده مورد بررسی دست می‌یابد. پیشرفت روزافزون فن‌آوری لیدار، دقت بسیار بالای مسطحاتی و ارتفاعی داده‌های اخذ شده آن و همچنین ثبت شدت سیگنال‌های بازگشتی باعث شده است که استفاده از داده‌های لیدار به صورت چشم‌گیری افزایش یابد. ایجاد مدل رقومی زمین^۱

^۲ Digital Surface Model

^۱ Digital Terrein Model

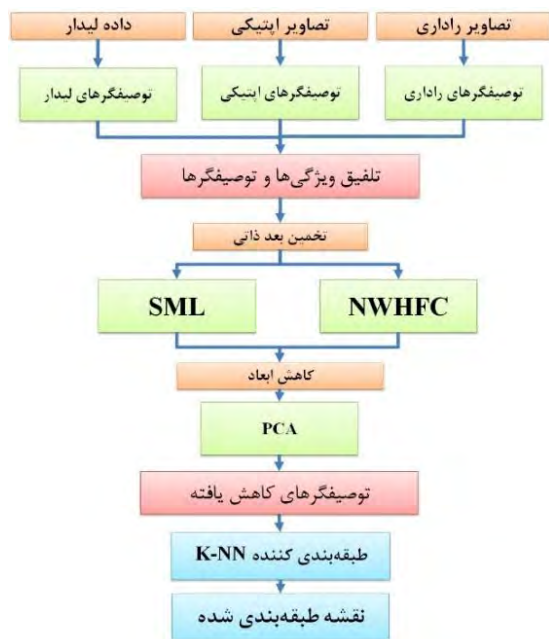
"hull" برای ایجاد DTM استفاده نمود. سپس nDSM را از تفاضل DSM و DTM بدست آورد. توصیف‌گرهای گرادیان، تفاضل بازگشت آخر و اول، شکل و ارتفاع برای کلاسه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند. [۱۷] از زبری، شکل، رنگ به علاوه شاخص گیاهی بدست آمده از تفاضل بازگشت آخر و اول جهت کلاسه‌بندی داده‌های لیدار بهره برد. [۱۸] یک روش سلسله مراتبی برای جداسازی و تفکیک ساختمان‌ها و درختان از یکدیگر پیشنهاد نمودند. اساس این روش افزایش مرحله‌ای ابعاد امان ساختاری برای حذف عوارض غیر زمینی و استخراج DTM بود. [۱۹] روشی را برای شناسایی نقاط زمینی و جداسازی آن‌ها از نقاط مربوط به عوارض ساخت انسان و غیر زمینی مطرح نمود. اساس این روش حفظ نقاط مربوط به ساختمان‌ها در هر مرحله و حذف نقاط مربوط به زمین و عوارض دارای شکل نامنظم بود. با استفاده از الگوریتم RANSAC بین عوارض دارای آشفتگی (درختان) و عوارض ساخت انسان تمایز ایجاد شده و با اتصال خطوط حاصله پلیگون‌های مربوط به ساختمان‌ها ایجاد گشت. الگوریتم‌های آماری نظیر میدان تصادفی مارکوف و میدان تصادفی شرطی نیز در طبقه‌بندی مؤثر بوده و عملکرد مناسبی دارند. [۲۰] برای کلاسه‌بندی توصیف یک مدل میدان تصادفی شرطی برای ابر نقاط نامنظم و استخراج خصوصیات هندسی نظیر دامنه، عرض و تعداد پژواک موج به عنوان داده‌های توصیف‌گر استفاده نمود. بعلاوه می‌توان از مقادیر ویژه برای استخراج ویژگی‌ها در میدان تصادفی شرطی استفاده نمود و از داده‌های شدت برای جداسازی دو کلاس ساختمان و درخت از هم بهره برد [۲۱]. کلاسه‌بندی داده‌های لیدار به علت کثرت عوارض سه‌بعدی و پیچیدگی روابط میان عوارض همواره دچار مشکل بوده است [۲۲]. از این‌رو استفاده از تصاویر رقومی با قدرت رادیومتریکی بالا در کنار داده‌های لیدار می‌تواند باعث افزایش دقت فرآیند کلاسه‌بندی گردد. [۲۳] از تلفیق تصاویر هوایی رقومی و داده‌های لیدار استفاده نمود و ابتدا عوارض مرتفع را شناسایی کرده و سپس با استفاده از NDVI ساختمان‌ها و درخت‌ها را از یکدیگر تفکیک نمود. [۲۴] پس از ترکیب داده‌های لیدار و تصاویر هوایی از یک آستانه‌گذاری ساده با توجه به خصوصیات هر یک از عوارض آن‌ها را شناسایی نمود. [۲۵] از میزان تحذب و همواری برای جداسازی ساختمان‌ها و درختان بهره گرفت و برای شناسایی راه‌ها از قاب‌هایی با اندازه و جهت‌های متفاوت

استفاده گشت که با اسکن تصویر منطقه توسط این قاب‌ها شبکه کلی راه‌ها استخراج شد. [۲۶] دو روند مختلف جهت شناسایی عوارض شهری از داده‌های لیدار و تصاویر هوایی را مطرح نمود. ابتدا در یک پیش‌پردازش DTM زمین استخراج شده و ارتوفتو داده‌های عکسی تهیه گردید. در مرحله بعد nDSM با استفاده از DTM استخراج گشت تا یک کلاس اولیه از ساختمان‌ها ایجاد شود. سپس پوشش گیاهی منطقه با استفاده از داده‌های عکسی حذف شد و در نهایت پس از اعمال چندین عملگر مورفولوژی و تبدیل Hough ساختمان‌ها به صورت برداری ذخیره‌سازی شدند. [۲۷] ابتدا داده‌های لیدار و تصاویر هوای را هم مرجع نمودند. سپس داده‌ها جهت تولید آسان توصیف‌گرهای بیشتر به رستر تبدیل شدند. در نهایت، پس از ایجاد توصیف‌گرهایی نظیر NDVI، داده‌ها شدت سیگنال، میزان مسطح بودن و آنتروپی از الگوریتم AdaBoost برای کلاسه‌بندی و شناسایی عوارض زمینی استفاده گشت. در زمینه تلفیق داده‌های لیدار با تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک بالا و تصاویر پلاریمتری تحقیقاتی صورت نگرفته است که مشخص‌کننده ضرورت انجام این تحقیق است. به همین دلیل در این پژوهش سعی شده است با تلفیق داده‌های لیدار، تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک بالا و داده‌های پلاریمتری عوارض زمینی خاص شناسایی گردند تا مشخص گردد که تلفیق این داده‌ها چه عملکردی در شناسایی دارد.

۳- روش پیشنهادی

شناسایی عوارض نیازمند تولید توصیف‌گرهایی برای اجرای فرآیند شناسایی می‌باشد. زیرا الگوریتم‌های طبقه‌بندی با توجه به بردار توصیف هر پیکسل در مورد ماهیت آن تصمیم‌گیری می‌کنند. این توصیف‌گرها می‌توانند به صورت طیفی، بافتی و یا ساختاری امکان تفکیک اشیاء را فراهم سازند. امروزه با افزایش روز به روز تعداد سنجنده‌های فعال و غیرفعال، امکان ثبت خصوصیات طیفی، بافتی و ساختاری اشیاء در طول موج‌های مختلف و شیوه‌های گوناگون به وجود آمده است و در نتیجه توصیف‌گرهایی که امکان ایجاد آن‌ها وجود دارد نیز افزایش یافته است.

به‌عنوان یک پارامتر خارجی لازم داشته و معمولاً در الگوریتم خود آن را تخمین نمی‌زنند [۳۲]. همچنین روش PCA یک روش بسیار مناسب خطی کاهش بعد با استفاده از خطای مربعی میانگین است. با توجه به اینکه این روش از ماتریس کوریانس متغیرها استفاده می‌نماید، به‌عنوان یک روش درجه دو شناخته می‌شود.



شکل ۱- رویه کلی انجام تحقیق

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش، ابتدا به تشریح تصاویر و داده‌های مورد استفاده پرداخته شده، سپس برخی از توصیفگرهای تولید شده از منابع مختلف داده استفاده شده ارائه می‌گردند. سپس توصیفگرهای مناسب با توجه به اهمیت هریک از توصیفگرها و محتوی اطلاعات هریک از آنها با بکارگیری روشهای تخمین بعد ذاتی شناسایی شدند. در نهایت نتایج بدست آمده از طبقه‌بندی توصیفگرهای کاهش یافته ارائه می‌گردند.

۴-۱- تصاویر و داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل داده‌های ماهواره‌ای اپتیکی و راداری (تمام پلاریزه) با توان تفکیک بالا و داده‌های هوایی لیدار مربوط به مناطقی از شهر سنفرانسیسکو است. این نواحی شامل ساختمان‌های متعدد، برج‌های با ارتفاع بالا، سازه‌های تجاری و صنعتی، راه‌های ارتباطی و پل‌ها، پوشش‌های گیاهی شهری و غیره

پیش از ایجاد لایه‌های توصیفگر با توجه به این نکته که داده‌ها در زمان‌ها و توسط سنجنده‌های مختلف به دست آمده‌اند، باید تصاویر آماده‌سازی شوند. در واقع باید اطلاعات قابل استخراج از تصاویر در یک فریم یکسان قرار گیرند. به همین منظور، تصاویر هم از نظر زمانی و هم از نظر رادیومتریکی باید قابل قیاس باشند. در این راستا، تصاویر در یک سیستم زمین مرجع تصویر شده و هم‌مقیاس می‌شوند. تصاویر، در سطح عارضه با یکدیگر تلفیق شده و با تصاویر زمانی راداری (تمام پلاریزه) و داده‌های لیدار تلفیق می‌شوند. از جمله پیش‌پردازش‌هایی که باید قبل از پیاده‌سازی الگوریتم مورد نظر روی داده‌ها صورت گیرد می‌توان به تصحیحات هندسی و رادیومتریکی، تولید تصاویر تلفیق شده، ثبت هندسی تصاویر و یکسان سازی ابعاد پیکسلی تصاویر با نمونه‌برداری نزدیکترین همسایگی^۱ اشاره کرد. در این تحقیق ابعاد پیکسلی مناسب پنج متر برای تمامی داده‌های ورودی انتخاب شد. چرا که داده‌های تمام پلاریزه راداری مورد استفاده، دارای توان تفکیک مکانی پنج متر بوده و داده‌های اپتیکی نیز به اندازه پنج متر نمونه‌برداری شدند. پس از آماده‌سازی هریک از داده‌ها چندین لایه توصیفگر مطابق با توانایی آنها جهت شناسایی و تفکیک عوارض تولید می‌گردند. لیست کامل توصیفگرها با استفاده از تصویر ماهواره‌ای، داده‌های لیدار و داده‌های رادار تمام پلاریزه در جدول ۲ آمده است.

رویه کلی انجام این تحقیق (شکل ۱) از سه جزء اصلی تشکیل شده است: I) تولید توصیفگرها از داده‌های سه گانه، II) تخمین بعد ذاتی توصیفگرها با روش‌های SML^۲ [۲۸] و NWHFC^۳ [۲۹] به همراه بکارگیری روش استخراج ویژگی PCA^۴ [۳۰] و بکارگیری روش نظارت شده K-NN^۵ [۳۱] به منظور طبقه‌بندی و استخراج عوارض مورد نظر، و در انتها محاسبه و ارزیابی دقت استخراج اطلاعات با استفاده از واقعیت زمینی تهیه شده از داده‌های اصلی آورده شده است. بطور خلاصه بعد ذاتی می‌تواند به تعداد متغیرهای پنهانی تفسیر شود که معمولاً کمتر از تعداد متغیرهای مشاهده شده است. تخمین تعداد این متغیرهای پنهان یکی از مراحل اساسی در فرآیند کاهش ابعاد می‌باشد، چرا که بیشتر روش‌های کاهش ابعاد این عدد را

^۱ Nearest Neighbour

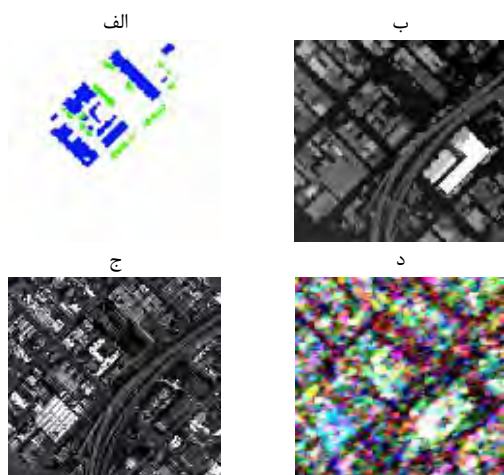
^۲ Second Moment Linear

^۳ Noise Whitenen HFC

^۴ Principal Component Analysis

^۵ K-Nearest Neighbors

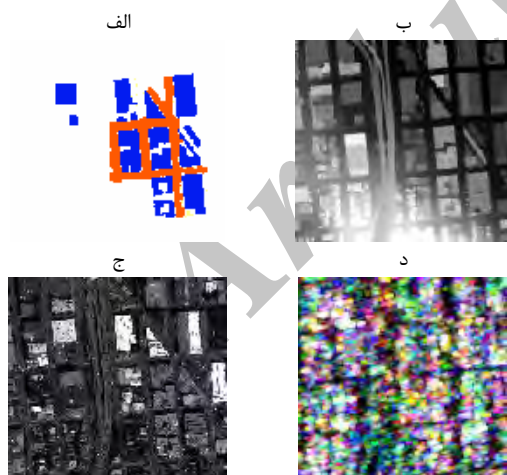
عارضه ساختمان و گیاه است و هدف استخراج این عوارض با بکارگیری روش‌های پیاده‌سازی شده می‌باشد.



شکل ۳- داده‌های ناحیه دو. الف) واقعیت زمینی، ب) داده range لیدار، ج) تصویر ماهواره‌ای اپتیک و د) تصویر تمام پلاریزه راداری

۴-۱-۳- ناحیه سه

در این ناحیه (شکل ۴)، از سه داده مذکور، منطقه‌ای با ابعاد 123×116 پیکسل جدا شده است که دارای عوارض ساختمان و راه است و هدف استخراج این عارضه‌ها با بکارگیری روش‌های پیاده‌سازی شده می‌باشد.



شکل ۴- داده‌های ناحیه سه. الف) واقعیت زمینی، ب) داده range لیدار، ج) تصویر ماهواره‌ای اپتیک و د) تصویر تمام پلاریزه راداری

۴-۱-۴- ناحیه چهار

در این ناحیه (شکل ۵)، از سه داده مذکور، منطقه‌ای با ابعاد 114×117 پیکسل جدا شده است که دارای

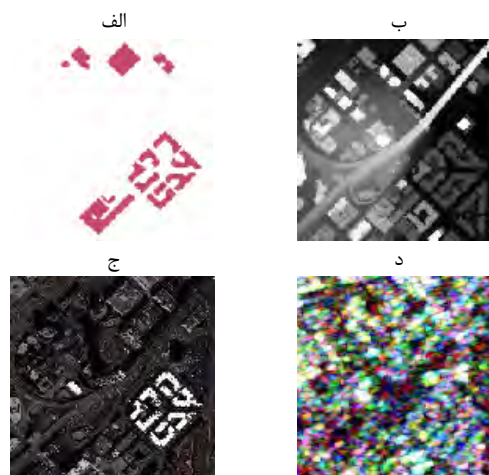
است. در این تحقیق، از تصاویر ماهواره اپتیک WorldView-2 با هشت باند طیفی، ماهواره راداری تمام پلاریزه RADARSAT-2 و از داده‌های لیدار استفاده شده است. این داده‌ها در بازه‌های زمانی ۲۰۰۸ و ۲۰۱۱ تهیه شده‌اند. جدول ۱ خصوصیات این داده‌ها را ارائه می‌نماید.

جدول ۱- داده‌های مورد استفاده در این تحقیق		
نام ماهواره/داده	نوع داده	تاریخ اخذ داده
WorldView-2	اپتیک	۹ اکتبر ۲۰۱۱
RADARSAT-2	راداری	۹ آوریل ۲۰۰۸
LiDAR	لیزری	۱۰ جون ۲۰۱۰

در این پژوهش برای کاهش حجم زیاد پردازش‌ها و دقت بیشتر در بررسی ماهواره‌ها و الگوریتم‌ها، چهار منطقه مختلف از شهر فرانسیسکو انتخاب شدند. این نواحی دارای خصوصیات مختلفی هستند که به اختصار به آنها می‌پردازیم. همچنین داده واقعیت زمینی استفاده شده، با بکارگیری روش دستی از تصاویر اصلی استخراج شده است.

۴-۱-۱- ناحیه یک

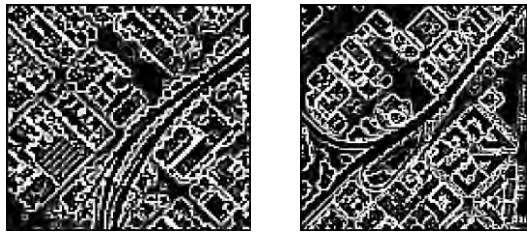
در این ناحیه (شکل ۲)، از سه داده مورد بررسی، منطقه‌ای با ابعاد 128×129 پیکسل جدا شده است که دارای عارضه ساختمان است و هدف استخراج این عارضه با بکارگیری روش‌های پیاده‌سازی شده می‌باشد.



شکل ۲- داده‌های ناحیه یک. الف) واقعیت زمینی، ب) داده range لیدار، ج) تصویر ماهواره‌ای اپتیک و د) تصویر تمام پلاریزه راداری

۴-۱-۲- ناحیه دو

در این ناحیه (شکل ۳)، از سه داده مذکور، منطقه‌ای با ابعاد 110×105 پیکسل جدا شده است که دارای



ناحیه دوم

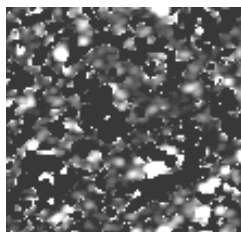
ناحیه اول



ناحیه چهارم

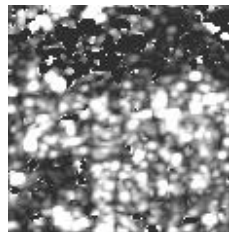
ناحیه سوم

شکل ۷- ویژگی میزان زبری (Roughness) - با استفاده از میانگین



ناحیه دوم

ناحیه اول



ناحیه چهارم

ناحیه سوم

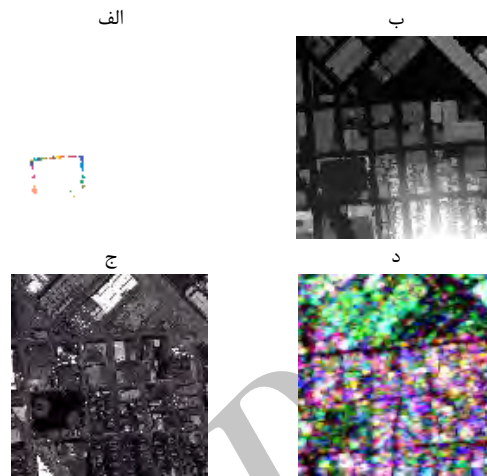
شکل ۸- ویژگی Freeman2_Ground

جدول ۲، دارای ۶۶ سطر می‌باشد، که بعضی از ویژگی‌های آن خود چندین ویژگی دارد. مثلاً ضرایب تجزیه Yamaguchi شامل چهار پارامتر سطحی، دوگانه، حجمی و هلیکس می‌باشد.

۳-۴- تخمین بعدذاتی و استخراج ویژگی

در این بخش، نتایج بدست آمده از دو الگوریتم مطرح NWHFC و SML برای تخمین بعد ذاتی داده‌ها با بعد و حجم زیاد برای تخمین بعد ذاتی ویژگی‌های تولید شده بررسی خواهند شد. با بکارگیری دو روش تخمین بعد ذاتی NWHFC و SML در چهار ناحیه مذکور با تمامی ویژگی‌ها با ابعاد ۱۴۱ به تخمین بعد ذاتی اقدام نمودیم. جدول ۳ خروجی این دو روش در چهار ناحیه می‌باشد.

عارضه گیاه است و هدف، استخراج این عارضه با بکارگیری روش‌های پیاده‌سازی شده از این ناحیه می‌باشد.



شکل ۵- داده‌های ناحیه چهار. الف) واقعیت زمینی، ب) داده range لیدار، ج) تصویر ماهواره‌ای اپتیک و د) تصویر تمام پلاریزه راداری

۴-۲- تولید توصیف‌گرها

در این بخش، با استفاده از داده‌های لیدار، ماهواره‌ای و تمام پلاریزه راداری در چهار ناحیه نمونه به تولید توصیفگرهای جدول ۲ با توان تفکیک مکانی پنج متری پرداخته شده است. بر مبنای جدول ۲ تعداد کل توصیفگرهای تولیدی با استفاده از این سه دسته داده برابر با ۱۴۱ ویژگی خواهد شد، که برای چهار ناحیه، جداگانه تولید شده‌اند. از تعداد ۱۴۱ ویژگی، ۵۲ ویژگی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای اپتیک و لیدار و ۸۹ ویژگی با استفاده از تصاویر راداری تمام پلاریزه تولید شدند. چند نمونه از ویژگی‌ها، در چهار ناحیه در شکل ۶ الی ۸ آمده است.



ناحیه دوم

ناحیه اول



ناحیه چهارم

ناحیه سوم

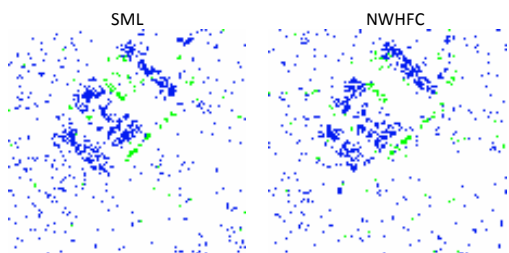
شکل ۶- ویژگی شاخص MSAVI2

جدول ۴- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه یک

Intrinsic Dimension	Overall Accuracy (%)	Kappa Index (%)	Time (Sec)
SML	۹۳/۴۴	۵۴/۳۱	۰/۵۲
NWHFC	۹۴/۹۷	۶۳/۶۴	۶/۸۵

ناحیه دوم:

نقشه طبقه‌بندی شده ناحیه دوم در شکل ۱۰ آمده است.



شکل ۱۰- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه دوم

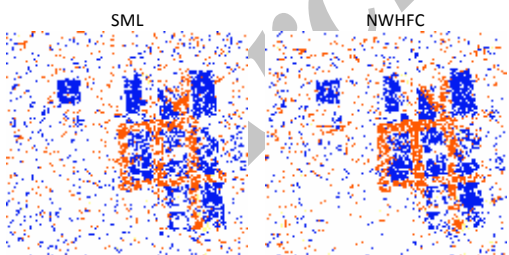
ارزیابی حاصل در این ناحیه در جدول ۵ آمده است.

جدول ۵- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه دوم

Intrinsic Dimension	Overall Accuracy (%)	Kappa Index (%)	Time (Sec)
SML	۹۲/۵۱	۴۶/۸۱	۱/۱۶۷
NWHFC	۹۲/۶۶	۴۶/۲۱	۲/۴۶۳

ناحیه سوم:

نقشه طبقه‌بندی شده ناحیه سوم در شکل ۱۱ آمده است.



شکل ۱۱- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه سوم

ارزیابی حاصل در این ناحیه در جدول ۱۰ آمده است.

جدول ۶- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه سوم

Intrinsic Dimension	Overall Accuracy (%)	Kappa Index (%)	Time (Sec)
SML	۸۴/۱۴	۵۴/۵۶	۱/۵۱۰
NWHFC	۸۵/۲۴	۵۷/۷۶	۳/۹۵۲

جدول ۳- دو روش تخمین بعد ذاتی برای ویژگی‌های نواحی مختلف

Intrinsic Dimension	SML	NWHFC
ویژگی‌های ناحیه یک	۱۰	۸۴
ویژگی‌های ناحیه دو	۲۷	۶۳
ویژگی‌های ناحیه سه	۲۲	۶۸
ویژگی‌های ناحیه چهار	۲۶	۵۷

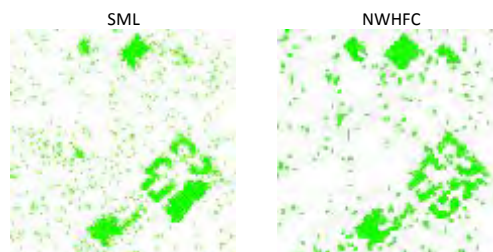
در مرحله بعد روش استخراج ویژگی PCA، بر روی تمامی ۱۴۱ ویژگی اعمال گشت. سپس با استفاده از مقادیر ویژه مرتب شده در این روش و همچنین با بکارگیری عدد ذاتی تخمین زده شده از جدول ۳ در نواحی مختلف، به تعداد مورد نظر (عدد بعد ذاتی) از مقادیر ویژه و ویژگی‌ها را نگه داشته تا به عنوان ورودی در مرحله بعد، یعنی روش طبقه‌بندی نظارت شده استفاده گردد. همانطور که مشخص است روش تخمین گر SML تعداد ویژگی‌های کمتری نسبت به روش تخمین گر NWHFC برآورده نموده است، که لازم است با استفاده از روش PCA و نیز یک طبقه‌بندی کننده بهترین تخمین گر انتخاب شود.

۴-۴- طبقه‌بندی نظارت شده و ارزیابی

در این بخش با بکارگیری یک روش نظارت شده مانند روش K-NN به بررسی کارایی داده‌های مورد استفاده پرداختیم. برای این منظور ۳۰٪ داده‌های واقعیت زمینی در هریک از نواحی چهارگانه بعنوان داده‌های آموزشی و مابقی (۷۰٪) به عنوان داده‌های تست و ارزیابی در نظر گرفته شدند. در این مرحله، ویژگی‌های بدست آمده از جداول ۴ الی ۷ به الگوریتم K-NN وارد شدند ($K=1$). بدین ترتیب نتایج شامل اشکال ۹ الی ۱۲ و نیز جداول ۸ الی ۱۱ به تفکیک هریک از نواحی حاصل گردید.

ناحیه اول:

نقشه طبقه‌بندی شده ناحیه اول در شکل ۹ آمده است.

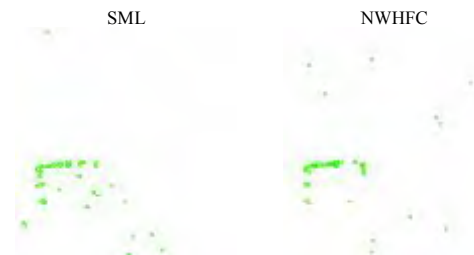


شکل ۹- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه اول

ارزیابی حاصل در این ناحیه در جدول ۴ آمده است.

ناحیه چهارم:

نقشه طبقه‌بندی شده ناحیه چهارم در شکل ۱۲ آمده است.



شکل ۱۲- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه چهارم

ارزیابی حاصل در این ناحیه در جدول ۱۱ آمده است.

جدول ۷- خروجی روش KNN با روش کاهش بعد PCA و تخمین بعد ذاتی مختلف برای ناحیه چهارم

Intrinsic Dimension	Overall Accuracy (%)	Kappa Index (%)	Time (Sec)
SML	۹۹/۴۳	۴۴/۹۸	۱/۶۵۶
NWHFC	۹۹/۵۵	۵۵/۶۶	۲/۹۸۵

با نگاهی به جدول ۴ مشخص است که روش کاهش ابعاد استفاده شده با بکارگیری دو عدد بعد ذاتی بیشترین و بالاترین دقت یعنی ۹۳/۴۴٪ و ۹۴/۹۷٪ در طبقه‌بندی ناحیه یک را داشته است. ناحیه دوم، دارای کلاس‌های بیشتری نسبت به ناحیه اول است. با این وجود، همانند ناحیه اول، در ناحیه دوم نیز طبق جدول ۵ روش بعد ذاتی NWHFC بیشترین و بالاترین دقت را در طبقه‌بندی داشته است که مقدار دقت کلی آن ۹۲/۶۶٪ می‌باشد. ناحیه سوم دارای پیچیدگی بیشتری نسبت به دو ناحیه قبلی از لحاظ تعداد کلاس‌ها و نزدیکی آنها به هم می‌باشد و همانند گذشته روش تخمین بعد ذاتی NWHFC بیشترین و بالاترین دقت کلی را در طبقه‌بندی با مقدار ۸۵/۲۴٪ داشته است. ناحیه چهارم که دارای تک کلاس درخت می‌باشد نیز همانند سه ناحیه قبلی روش بعد ذاتی NWHFC بیشترین و بالاترین دقت را در طبقه‌بندی داشته است (جدول ۷) که مقدار آن ۹۹/۵۵٪ می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله با بکارگیری سه نوع مختلف از داده‌های مکانی شامل تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی و طیفی بالا، تصاویر لیزری هوایی لیدار و تصاویر ماهواره‌ای

راداری (تمام پلاریزه) به استخراج عوارض خاص شامل ساختمان، جاده و درختان پرداختیم. برای تصاویر ماهواره‌ای از تصاویر WolrdView-2 استفاده گشت. همچنین برای تصاویر راداری از تصاویر RADARSAT-2 استفاده شد. در این راستا، ۱۴۱ ویژگی تولید گشت که ۵۲ ویژگی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای اپتیکی و لیدار و ۸۹ ویژگی آن با استفاده از تصاویر راداری تمام پلاریزه است. برای مثال میزان تخمین بعد ذاتی با استفاده از روش SML در ناحیه یک، ۱۰ ویژگی و میزان تخمین بعد ذاتی با استفاده از روش NWHFC در ناحیه یک، ۸۴ ویژگی می‌باشد. به معنای دیگر با بکارگیری این تعداد از ویژگی‌های حاصل از روش‌های تخمین بعد ذاتی (۱۰ یا ۸۴ ویژگی) و با بکارگیری روش‌های استخراج ویژگی PCA، تعداد ابعاد ۱۴۱ ویژگی به تعداد عدد تخمین بعد ذاتی کاهش می‌یابد. به عنوان نتیجه‌گیری کلی می‌توان گفت روش کاهش ابعاد PCA و نیز روش تخمین بعد ذاتی NWHFC بالاترین کارایی را در استخراج عوارض مورد نظر در بکارگیری سه نوع داده اپتیکی، لیدار و راداری داشته است. البته لازم است این تحقیق با بکارگیری الگوریتم‌های دیگر تخمین بعد ذاتی و نیز روش‌های کاهش ابعاد دیگر نیز تست شود. همچنین کارایی الگوریتم‌های هسته مبنا^۱ به منظور طبقه‌بندی تصویر و استخراج عوارض نیز به عنوان تحقیقات بعدی مدنظر نویسندگان می‌باشد.

سپاسگزاری

با تشکر فراوان از سازمان نقشه‌برداری کشور- معاونت پژوهشی که با پشتیبانی خود از این طرح تحقیقاتی، نویسندگان را در رسیدن به اهداف این تحقیق یاری دادند.

^۱ Kernel base

جدول ۲- لیست لایه‌های توصیف‌گر تولید شده از انواع مختلف سنجنده‌ها

شماره	نام توصیف‌گر	سنجنده مربوطه	مرجع
۱	باند ساحلی	WorldView-2	[32]
۲	باند آبی	WorldView-2	[32]
۳	باند سبز	WorldView-2	[32]
۴	باند زرد	WorldView-2	[32]
۵	باند قرمز	WorldView-2	[32]
۶	باند لبه قرمز	WorldView-2	[32]
۷	باند مادون قرمز نزدیک ۱	WorldView-2	[32]
۸	باند مادون قرمز نزدیک ۲	WorldView-2	[32]
۹	شاخص RVI	WorldView-2	[42]
۱۰	شاخص NDVI	WorldView-2	[35]
۱۱	شاخص GNDVI	WorldView-2	[35]
۱۲	شاخص SAVI	WorldView-2	[36]
۱۳	شاخص MSAVI1	WorldView-2	[37]
۱۴	شاخص MSAVI2	WorldView-2	[37]
۱۵	باند Y از فضای رنگی YIQ	WorldView-2	[38]
۱۶	باند I از فضای رنگی YIQ	WorldView-2	[38]
۱۷	باند Q از فضای رنگی YIQ	WorldView-2	[38]
۱۸	باند H از فضای رنگی HSI	WorldView-2	[38]
۱۹	باند S از فضای رنگی HSI	WorldView-2	[38]
۲۰	باند I از فضای رنگی HSI	WorldView-2	[38]
۲۱	باند Y از فضای رنگی YCbCr	WorldView-2	[38]
۲۲	باند Cb از فضای رنگی YCbCr	WorldView-2	[38]
۲۳	باند Cr از فضای رنگی YCbCr	WorldView-2	[38]
۲۴	توصیف‌گر آماری مرتبه اول (میانگین)	WorldView-2	[38]
۲۵	توصیف‌گر آماری مرتبه اول (واریانس)	WorldView-2	[38]
۲۶	توصیف‌گر آماری مرتبه اول (عدم تقارن)	WorldView-2	[38]
۲۷	توصیف‌گر آماری مرتبه اول (میزان اوج)	WorldView-2	[38]
۲۸	توصیف‌گر آماری مرتبه دوم (کنتراست)	WorldView-2	[38]
۲۹	توصیف‌گر آماری مرتبه دوم (همگنی)	WorldView-2	[38]
۳۰	توصیف‌گر آماری مرتبه دوم (انترویی)	WorldView-2	[38]
۳۱	توصیف‌گر آماری مرتبه دوم (همبستگی)	WorldView-2	[38]
۳۲	توصیف‌گر آماری مرتبه دوم (انرژی)	WorldView-2	[38]
۳۳	داده‌های بازگشت اول فاصله‌سنجی لیدار	LiDAR	[18]
۳۴	داده‌های بازگشت آخر فاصله‌سنجی لیدار	LiDAR	[18]
۳۵	داده‌های بازگشت اول شدت سیگنال لیدار	LiDAR	[18]
۳۶	داده‌های بازگشت آخر شدت سیگنال لیدار	LiDAR	[18]
۳۷	مدل رقومی سطحی نرمال شده (nDSM) (با استفاده از عملگر تورم ژئودزیک مورفولوژی)	LiDAR	[39]
۳۸	مدل رقومی سطحی نرمال شده (nDSM) (با استفاده از عملگر گشایش مورفولوژی)	LiDAR	[39]
۳۹	شاخص NDI	LiDAR	[39]
۴۰	شیب (Slope) - ۴ همسایگی	LiDAR	[8]
۴۱	شیب (Slope) - ۸ همسایگی	LiDAR	[8]
۴۲	جهت شیب (Aspect)	LiDAR	[8]
۴۳	خم پروفیل	LiDAR	[8]

[8]	LiDAR	خم سطح	۴۴
[8]	LiDAR	میزان زبری (Roughness) (با استفاده از بیشینه)	۴۵
[8]	LiDAR	میزان زبری (Roughness) (با استفاده از میانگین)	۴۶
[8]	LiDAR	میزان زبری (Roughness) (با استفاده از کرنل)	۴۷
[8]	LiDAR	واریانس (Variance) - با استفاده از داده‌های فاصله‌سنجی لیدار	۴۸
[8]	LiDAR	واریانس (Variance) - (با استفاده از داده‌های فاصله‌سنجی لیدار)	۴۹
[8]	LiDAR	لاپلاسیان (Laplacian)	۵۰
[8]	LiDAR	میزان نرمی (Smoothness)	۵۱
[40]	RADARSAT-2	دامنه	۵۲
[40]	RADARSAT-2	شدت	۵۳
[40]	RADARSAT-2	فاز	۵۴
[40]	RADARSAT-2	زاویه فرود	۵۵
[40]	RADARSAT-2	مقدار موهومی پیکسل	۵۶
[40]	RADARSAT-2	مقدار حقیقی پیکسل	۵۷
[40]	RADARSAT-2	شدت پس‌پراکنش دریافتی - سه تصویر سیگما نوت در سه کانال	۵۸
[40]	RADARSAT-2	تصویر دامنه ذخیره شده - سه تصویر دامنه در سه قطبیدگی	۵۹
[40]	RADARSAT-2	نسبت المان‌های ماتریس پراکنش - سه تصویر نسبت R در سه قطبیدگی	۶۰
[40]	RADARSAT-2	نسبت المان‌های ماتریس پراکنش به تصویر توان - سه تصویر نسبت به توان R در سه کانال	۶۱
[40]	RADARSAT-2	ضرایب تجزیه Pauli - دو پارامتر آلفا و بتا	۶۲
[40]	RADARSAT-2	ضرایب تجزیه Krogager - دو پارامتر دوگانه و سطحی	۶۳
[40]	RADARSAT-2	ضرایب تجزیه Freeman - دو پارامتر سطحی و دوگانه	۶۴
[40]	RADARSAT-2	ضرایب تجزیه Yamaguchi - چهار پارامتر سطحی، دوگانه، حجمی و هلیکس	۶۵
[40]	RADARSAT-2	پارامترهای تجزیه بردارهای ویژه - حدود ده پارامتر آنتروپی، زاویه آنتروپوی، آلفا، مقادیر ویژه و ضرایبی از آنها	۶۶

مراجع

- [1] S. Müller and D. W. Zaum, "Robust building detection in aerial images," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 36, no. B2/W24, pp. 143-148, 2005.
- [2] K. Lim, P. Treitz, M. Wulder, B. St-Onge, and M. Flood, "LiDAR remote sensing of forest structure," *Prog. Phys. Geogr.*, vol. 27, no. 1, pp. 88-106, 2003.
- [3] A. S. Pouezat and A. Firouzpour, "Outlook cities of the future of Iran in 1404" in *CIVILICA*, 2012, vol. 02.
- [4] S. Lefèvre and J. Weber, "Automatic building extraction in VHR images using advanced morphological operators," in *Urban Remote Sensing Joint Event*, 2007, 2007, pp. 1-5.
- [5] B. Sirmacek and C. Unsalan, "Building detection from aerial images using invariant color features and shadow information," in *Computer and Information Sciences*, 2008. *ISCIS'08. 23rd International Symposium on*, 2008, pp. 1-5.
- [6] T. Gevers and A. W. Smeulders, "Pictoseek: Combining color and shape invariant features for image retrieval," *Image Process. IEEE Trans. On*, vol. 9, no. 1, pp. 102-119, 2000.
- [7] J. A. Benediktsson, M. Pesaresi, and K. Amason, "Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations," *Geosci. Remote Sens. IEEE Trans. On*, vol. 41, no. 9, pp. 1940-1949, 2003.
- [8] Z. Li, C. Zhu, and C. Gold, *Digital terrain modeling: principles and methodology*. CRC press, 2010.
- [9] H.-G. Maas and G. Vosselman, "Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 54, no. 2, pp. 153-163, 1999.

- [10] U. Weidner and W. Förstner, "Towards automatic building extraction from high-resolution digital elevation models," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 50, no. 4, pp. 38–49, 1995.
- [11] W. Rieger, M. Kerschner, T. Reiter, and F. Rottensteiner, "Roads and buildings from laser scanner data within a forest enterprise," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 32, no. Part 3, p. W14, 1999.
- [12] Q. Zhan, M. Molenaar, and K. Tempfli, "Building extraction from laser data by reasoning on image segments in elevation slices," *Int. Arch. Photogramm. REMOTE Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 3/B, pp. 305–308, 2002.
- [13] F. Rottensteiner and C. Briese, "A new method for building extraction in urban areas from high-resolution LIDAR data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 3/A, pp. 295–301, 2002.
- [14] K. Kraus and N. Pfeifer, "Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 53, no. 4, pp. 193–203, 1998.
- [15] T. Vögtle and E. Steinle, "On the quality of object classification and automated building modelling based on laserscanning data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 34, no. Part 3, p. W13, 2003.
- [16] C. Fuchs, "Extraktion polymorpher Bildstrukturen und ihre topologische und geometrische Gruppierung," *Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München*, 1998.
- [17] G. Vosselman, B. G. H. Gorte, and G. Sithole, "Change detection for updating medium scale maps using laser altimetry," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 34, pp. 1–6, 2004.
- [18] H. Arefi and M. Hahn, "A morphological reconstruction algorithm for separating off-terrain points from terrain points in laser scanning data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 36, no. 3/W19, 2005.
- [19] M. Hebel and U. Stilla, "Pre-classification of points and segmentation of urban objects by scan line analysis of airborne LIDAR data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 37, no. B3a, pp. 105–110, 2008.
- [20] J. Niemeyer, F. Rottensteiner, and U. Soergel, "Conditional random fields for lidar point cloud classification in complex urban areas," *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 263–268, 2012.
- [21] J. Niemeyer, F. Rottensteiner, and U. Soergel, "Classification of urban LiDAR data using conditional random field and random forests," in *Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2013 Joint*, 2013, pp. 139–142.
- [22] Y. Chen, W. Su, J. Li, and Z. Sun, "Hierarchical object oriented classification using very high resolution imagery and LIDAR data over urban areas," *Adv. Space Res.*, vol. 43, no. 7, pp. 1101–1110, 2009.
- [23] A. Moussa and N. El-Sheimy, "A new object based method for automated extraction of urban objects from airborne sensors data," in *Proceedings of: XXII ISPRS Congress, Melbourne, Australia*, 2012.
- [24] S. A. Mumtaz and K. Mooney, "Fusion of high resolution lidar and aerial images for object extraction," in *Advances in Space Technologies, 2008. ICAST 2008. 2nd International Conference on*, 2008, pp. 137–142.
- [25] J. Zhao and S. You, "Road network extraction from airborne LiDAR data using scene context," in *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012 IEEE Computer Society Conference on*, 2012, pp. 9–16.
- [26] D. Grigillo and U. Kanjir, "Urban object extraction from digital surface model and digital aerial images," in *Proceedings of XXII ISPRS Congress, Melbourne, Australia*, 2012.
- [27] Y. Wei, W. Yao, J. Wu, M. Schmitt, and U. Stilla, "Adaboost-based feature relevance assessment in fusing lidar and image data for classification of trees and vehicles in urban scenes," *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* -7, pp. 323–328, 2012.
- [28] P. Bajorski, "Second Moment Linear Dimensionality as an Alternative to Virtual Dimensionality," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 49, no. 2, pp. 672–678, 2011.
- [29] C.-I. Chang and Q. Du, "Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, no. 3, pp. 608–619, 2004.
- [30] A. Agarwal, T. El-Ghazawi, H. El-Askary, and J. Le-Moigne, "Efficient Hierarchical-PCA Dimension Reduction for Hyperspectral Imagery," in *2007 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2007, pp. 353–356.
- [31] T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, Jan. 1967.

- [32] J. A. Lee and M. Verleysen, Nonlinear dimensionality reduction. Springer Science & Business Media, 2007.
- [33] M. Hasanlou and F. Samadzadegan, "Comparative Study of Intrinsic Dimensionality Estimation and Dimension Reduction Techniques on Hyperspectral Images Using K-NN Classifier," IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., vol. 9, no. 6, pp. 1046–1050, 2012.
- [34] L. J. P. V. D. Maaten, "An introduction to dimensionality reduction using matlab," 2002.
- [35] F. J. Kriegler, W. A. Malila, R. F. Nalepka, and W. Richardson, "Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition," in Remote Sensing of Environment, VI, 1969, vol. 1, p. 97.
- [36] A. J. Richardson and J. H. Everitt, "Using spectral vegetation indices to estimate rangeland productivity," Geocarto Int., vol. 7, no. 1, pp. 63–69, 1992.
- [37] J. Qi, A. Chehbouni, A. R. Huete, Y. H. Kerr, and S. Sorooshian, "A modified soil adjusted vegetation index," Remote Sens. Environ., vol. 48, no. 2, pp. 119–126, 1994.
- [38] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 3 edition. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 2007.
- [39] G. Vozikis, Application of High Resolution Remote Sensing Data – Part III URBAN DATA COLLECTION: AN AUTOMATED APPROACH IN REMOTE SENSING. .
- [40] J.-S. Lee and E. Pottier, Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications. Boca Raton: CRC Press, 2009.

Archive of SID